




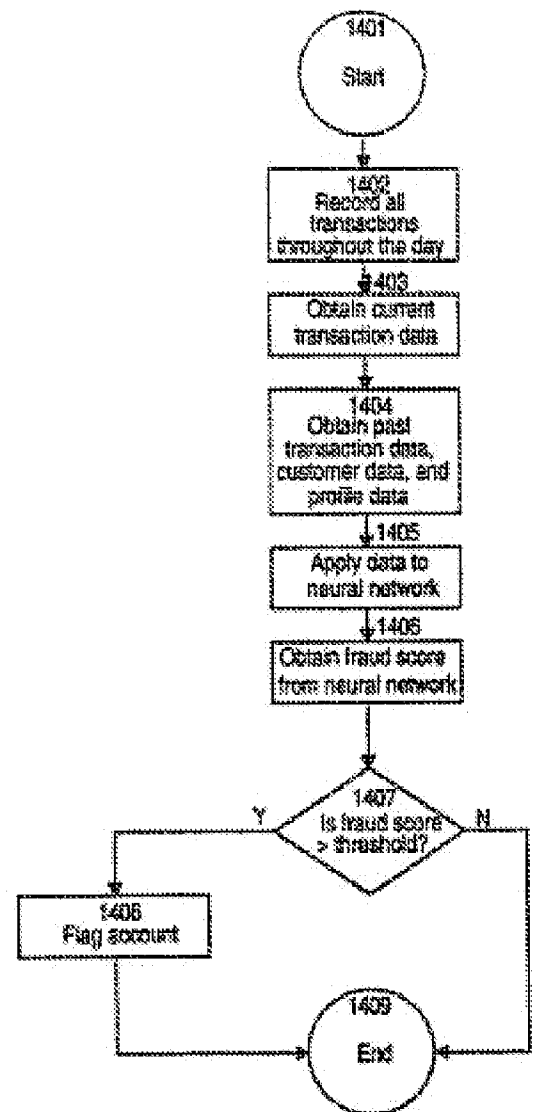


1. FRAUD DETECTION USING PREDICTIVE MODELING

Bibliographic data	Description	Claims	Mosaics	Original document	INPADOC legal status
Publication number:	JP8504284 (T)				Also published as:
Publication date:	1996-05-07				 WO9406103 (A1)
Inventor(s):					 US5819226 (A)
Applicant(s):					 US6330546 (B1)
Classification:					 ES2108880 (T3)
- international:	G07F7/12; G06Q20/00; G06Q30/00; G06Q40/00; G07F7/08; G07F7/12; G06Q20/00; G06Q30/00; G06Q40/00; G07F7/08; (IPC1-7): G06F17/60; G07F7/12				 EP0669032 (A1)
- European:	G06Q20/00; G06Q30/00A; G06Q40/00A; G07F7/08F				
Application number:	JP19930507504T 19930907				
Priority number(s):	US19920941971 19920908; WO1993US08400 19930907				more >>
View INPADOC patent family					
View list of citing documents					
Report a data error here					
Abstract not available for JP 8504284 (T)					
Abstract of corresponding document: WO 9406103 (A1)					
Translate this text					

An automated system and method detects fraudulent transactions using a predictive model such as a neural network to evaluate individual customer accounts and identify potentially fraudulent transactions based on learned relationships among known variables. The system may also output reason codes indicating relative contributions of various variables to a particular result. The system periodically monitors its performance and redevelops the model when performance drops below a predetermined level.



Data supplied from the *espacenet* database — Worldwide

(19)日本国特許庁 (J P)

(12) 公表特許公報 (A)

(11)特許出願公表番号

特表平8-504284

(43)公表日 平成8年(1996)5月7日

(51)Int.Cl.⁹
G 0 6 F 17/60
G 0 7 F 7/12

識別記号 庁内整理番号

F I

9069-5L
0330-3E

G 0 6 F 15/21 3 4 0 Z
G 0 7 F 7/08 C

審査請求 未請求 予備審査請求 有 (全 81 頁)

(21)出願番号 特願平6-507504
(86) (22)出願日 平成5年(1993)9月7日
(85)翻訳文提出日 平成7年(1995)3月7日
(86)国際出願番号 PCT/US93/08400
(87)国際公開番号 WO94/06103
(87)国際公開日 平成6年(1994)3月17日
(31)優先権主張番号 07/941, 971
(32)優先日 1992年9月8日
(33)優先権主張国 米国 (US)

(71)出願人 エイチエヌシー、インコーポレイテッド
アメリカ合衆国カリフォルニア州92121-
3728サン・ディエゴ、コーナーストーン・
コート・ウエスト・5930
(72)発明者 ゴビナサン、クリシュナ、エム
アメリカ合衆国カリフォルニア州92129
サン・ディエゴ、ナンバー・2416、キカ・
コート・9924
(72)発明者 ビアフォー、ルイス、エス
アメリカ合衆国カリフォルニア州92129
サン・ディエゴ、ラ・クエンタ・ドライ
ヴ・5075
(74)代理人 弁理士 古谷 肇 (外2名)

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 予測モデルを用いた不正検出

(57)【要約】

自動化されたシステム、及び方法が、個々の顧客勘定を評価し、既知の変数の中から学習した関係に基づいて不正の可能性がある取引を識別するために、ニューラル・ネットワークのような予測モデルを用いて不正取引を検出する。本システムは、特定の結果に関係する様々な変数の寄与を含む理由コードも出力する。本システムは定期的にその性能を監視し、性能が所定のレベルを下回った時に、モデルの再開発を実施する。

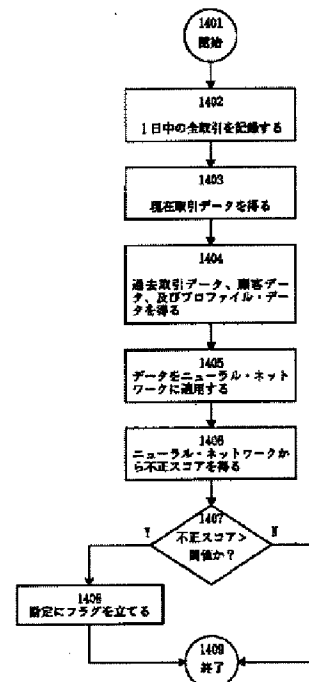


FIGURE 14

【特許請求の範囲】

1. 顧客勘定に関する取引の不正を検出するためのコンピュータで実施される処理が、

過去取引データから予測モデルを開発するステップ、

前記予測モデルをコンピュータに関連する媒体に記憶するステップ、

現在取引データを得るステップ、

顧客データを得るステップ、及び、

記憶された予測モデルに対して前記現在取引データと前記顧客データを適用することに応答して、不正の可能性を示す信号を生成するステップを含むことを特徴とする前記処理。

2. 前記顧客データを得るステップが、一般顧客データを含むデータベース、及び顧客取引パターン・データを含むデータベースにアクセスするステップから成る、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

3. 前記顧客データを得るステップが、顧客取引パターン・データを含むプロフィール・データベース・レコードを1つだけアクセスするステップから成る、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

4. 前記プロフィール・データベース・レコードが更に一般顧客データを含むことを特徴とする請求項3に記載のコンピュータで実施される処理。

5. 前記現在取引データ、及び前記顧客データの各々が複数の要素を有し、前記現在取引データ、及び前記顧客データの各々毎に、

決定された不正の可能性に関する要素の寄与を判定するステップ、

こうして決定された不正の可能性に関連する寄与の各々から、理由コードの値を判定するステップ、及び、

前記理由コードの値を示す信号を生成するステップを更に含むことを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

6. 決定された不正の可能性を現在の閾値と比較するステップ、及び、

前記不正の可能性が前記現在の閾値を越えたことに応答して、不正信号を送信するステップを更に含むことを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実

施される処理。

7. 前記決定された不正の可能性をカスケード閾値と比較するステップ、及び、
前記不正の可能性が前記カスケード閾値を越えたことに応答して、前記現在取引データ、及び前記顧客データを、記憶された別の予測モデルに適応させることに応答する、不正の可能性を示す別の信号を生成するステップから成る反復ステップを更に含むことを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

8. 予測モデルの性能基準を監視するステップ、
前記性能基準を所定の性能レベルと比較するステップ、及び、
前記所定の性能レベルが前記性能基準を越えることに応答して、過去取引データから新しい予測モデルを開発し、記憶するステップ

を更に含むことを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

9. 前記性能基準が、
不正検出率測定、及び、
誤答率測定を含むことを特徴とする、請求項8に記載のコンピュータで実施される処理。

10. 前記予測モデルがニューラル・ネットワークであることを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

11. 予測モデルを開発する前記ステップが、
過去取引データを得るステップ、
前記過去取引データを事前処理し、過去の不正関連変数を導出するステップ、
及び、
前記予測モデルを、前記導出された過去の不正関連変数で訓練するステップから成るサブ・ステップを含むことを特徴とする、請求項1に記載のコンピュータで実施される処理。

12. 前記予測モデルを訓練するサブ・ステップが、
入力データを前記モデルに適用するステップ、

品質の測定に応答することによって作成された出力データを順序付けするステップ、及び、

前記順序付けステップの結果に応答して前記モデルの動作を調整するステップから成る反復サブ・ステップを含むことを特徴とする、請求項11に記載のコンピュータで実施される処理。

13. 前記予測モデルが、複数の相互結合された処理要素を有するニ

ューラル・ネットワークを含み、各処理要素が、

複数の入力、

各々が対応する入力に関連して、ウエイト付けされた入力を生成する複数のウエイト、

前記ウエイト付けされた入力を統合する手段、及び、

前記ウエイト付けされた入力が統合されたものを、処理して、出力を作成するための転送関数を含むことを特徴とする、請求項12に記載のコンピュータで実施される処理。

14. 前記モデルの動作を調整するサブ・ステップが、

削減されるべきウエイトの部分集合を選択するステップ、及び、

前記選択されたウエイトの部分集合を削減するステップから成るサブ・ステップを含むことを特徴とする、請求項13に記載のコンピュータで実施される処理。

15. 削減されるべきウエイトの部分集合を選択する前記サブ・ステップが、前記ネットワーク内のウエイトの位置に応答して削減率を変化させる層間利得乗数を含むコスト関数を適用し、最小化するステップを含むことを特徴とする、請求項14に記載のコンピュータで実施される処理。

16. 前記コスト関数が以下の形式であることを特徴とする、請求項15に記載のコンピュータで実施される処理。

$$\frac{1}{2} \sum_{k \in \mathcal{D}} (\text{target}_k - \text{output}_k)^2 + g^l \sum_{i \in \mathcal{V}} (c_l w_i^2 - \frac{1}{1 + |w_i|})$$

ここで：

D はデータ・セットを表す；

$target_k$ はデータ・セットの要素 k に関する目標を表す；

$output_k$ はデータ・セットの要素 k に関するネットワークの出力を表す；

g は層間利得乗数を表す；

l は複雑性項目に関連した重要性を表す；

W はウエイト・セットを表す；

W_i はウエイト i の値を表す；及び、

C_1 は定数を表す。

17. 顧客勘定に関する取引の不正を検出するためのコンピュータで実施される処理が、

過去取引データを得るステップ、

前記過去取引データを事前処理し、過去の不正関連変数を導出するステップ、

前記導出された過去の不正関連変数を用いて、予測モデルを訓練するステップ、

前記予測モデルをコンピュータに関連する媒体に記憶するステップ、

現在取引データを得るステップ、

前記現在取引データを事前処理し、現在の不正関連変数を導出するステップ、

顧客データを得るステップ、

前記顧客データを事前処理し、顧客の不正関連変数を導出するステップ、及び

、記憶された前記予測モデルに対して前記現在の不正関連変数と前記顧客の不正関連変数を適用することに応答する不

正の可能性に応答して、信号を生成するステップを含むことを特徴とする前記処理。

18. 前記過去の不正関連変数、及び前記現在の不正関連変数が、少なくとも、

不正に関わるドルの取引額を参照するデータから得られる要因、

不正に関わる取引日、及び取引時間を参照するデータから得られる要因、

不正に関わる取引の認可、及び拒否を参照するデータから得られる要因、及び

不正に関わるリスク・グループを参照するデータから得られる要因を含むことを特徴とする、請求項17に記載のコンピュータで実施される処理。

19. 前記過去の不正関連変数、及び前記現在の不正関連変数が、少なくとも、

不正に関わる顧客を参照するデータから得られる要因、及び、

不正に関わる商人を参照するデータから得られる要因を含むことを特徴とする、請求項17に記載のコンピュータで実施される処理。

20. 導出された前記現在の不正関連変数、及び導出された前記顧客の不正関連変数の集合の各々に対し、

決定された不正の可能性に関する変数の寄与を判定し、理由コードの値を生成するステップ、

各々の決定された不正の可能性に関連する寄与から、理由コードの値を判定するステップ、及び、

前記理由コードの値を示す信号を生成するステップを更に含むことを特徴とする、請求項17に記載のコンピュータで実施される処理。

21. 前記予測モデルがニューラル・ネットワークであることを特徴とする、請求項17に記載のコンピュータで実施される処理。

22. 選択された特性に基づいて結果を予測するための、コンピュータに関連する媒体に記憶された、予測モデルを訓練する、コンピュータで実施される処理が、

入力データを前記モデルに適用するステップ、

品質の測定に応答することによって作成された出力データを順序付けするステップ、及び、

前記順序付けステップの結果に応答して前記モデルの動作を調整するステップから成る反復サブ・ステップを含むことを特徴とする、前記処理。

23. 選択された特性に基づいて結果を予測するための、コンピュータに関連する媒体に記憶され、複数の相互結合された処理要素を有する、ニューラル・ネットワークを訓練する、コンピュータで実施される処理であって、その各処理要素が

複数の入力、
 各々が対応する入力に関連して、ウエイト付けされた入力を生成する複数のウエイト、
 前記ウエイト付けされた入力を統合する手段、及び、
 前記ウエイト付けされた入力が統合されたものを、処理して、出力を作成するための転送関数を含むことを特徴とし、

前記処理が、
 入力データを前記ニューラル・ネットワークに適用するステップ、
 品質の測定に応答することによって作成された出力データを順序付けするステップ、及び、
 前記順序付けステップの結果に応答して前記ニューラル・ネットワークの動作を調整するステップから成る反復サブ・ステップを含むことを特徴とする、前記処理。

24. 前記ニューラル・ネットワークの動作を調整するステップが、
 削減されるべきウエイトの部分集合を選択するステップ、及び、
 前記選択されたウエイトの部分集合を削減するステップから成るサブ・ステップを含むことを特徴とする、請求項23に記載のコンピュータで実施される処理。
25. 削減されるべきウエイトの部分集合を選択する前記サブ・ステップが、前記ネットワーク内のウエイトの位置に応答して削減率を変化させる層間利得乗数を含むコスト関数を適用し、最小化するステップを含むことを特徴とする、請求項24に記載のコンピュータで実施される処理。
26. 前記コスト関数が以下の形式であることを特徴とする、請求項25に記載のコンピュータで実施される処理。

$$\frac{1}{2} \sum_{k \in D} (target_k - output_k)^2 + g\lambda \sum_{i \in I} (c_i w_i^2 - \frac{1}{1 + |w_i|})$$

ここで：

Dはデータ・セットを表す；

$target_k$ はデータ・セットの要素 k に関する目標を表す；

$output_k$ はデータ・セットの要素 k に関するネットワークの出力を表す；

g は層間利得乗数を表す；

l は複雑性項目に関連した重要性を表す；

W はウエイト・セットを表す；

W_i はウエイト i の値を表す；及び、

C_1 は定数を表す。

27. 顧客勘定に関する取引の不正を検出するシステムが、
- 取引に関する不正の可能性を決定するための予測モデル、
 - 過去取引データを得るための過去取引データ入力手段、
 - 前記取引の不正の可能性を決定するための前記予測モデルを訓練するための、
 - 前記予測モデルに結合されたモデル開発構成要素、
 - 過去取引データを得るための過去取引データ入力手段、
 - 前記過去取引データから、過去の不正関連変数を導出するための、過去取引データ事前処理装置、
 - 前記過去の不正関連変数から前記予測モデルを訓練するための、前記予測モデルに結合されたモデル開発構成要素、
 - 前記予測モデルを記憶するための記憶装置、
 - 前記取引に関する現在取引データを得るための現在取引データ入力手段、
 - 前記現在取引データから、現在の不正関連変数を導出し、前記現在の不正関連変数を前記予測モデルに送るための、現在取引データ

事前処理装置、

- 顧客データを得るための顧客データ入力手段、

- 前記顧客データから、顧客の不正関連変数を導出し、前記顧客の不正関連変数を前記過去取引データから前記予測モデルに送るための、顧客データ事前処理装置、

- 前記訓練された予測モデルを記憶するための記憶装置、

- 現在取引データを得るため、及び前記現在取引データを前記予測モデルに送る

ための現在取引データ入力手段、

顧客データを得るため、及び前記顧客データを前記予測モデルに送るための顧客データ入力手段、及び、

前記不正の可能性に応答する信号を生成するために、前記予測モデルと結合された出力装置を含むことを特徴とする前記システム。

28. 前記モデル開発構成要素が、過去の不正関連変数を過去取引データから導出するための過去取引データ事前処理装置を含むことを特徴とする、請求項27に記載のシステム。

29. 前記予測モデルがニューラル・ネットワークを含むことを特徴とする、請求項27に記載のシステム。

30. 顧客に属する勘定に関わる取引に関して、不正検出を行うためのシステムが、

モデル、及び

前記不正の可能性に応答する信号を生成するために、前記予測モデルと結合された出力装置を含むことを特徴とする前記システム。

31. 前記予測モデルがニューラル・ネットワークを含むことを特徴

とする、請求項29に記載のシステム。

【発明の詳細な説明】

予測モデルを用いた不正検出

関連する出願のクロス・リファレンス

本出願の主題は、1991年12月30日に出願された係属出願の米国特許出願番号07/814, 179、Curt A. Leveyによる「Neural Network Having Expert System Functionality」の主題と関連しており、当該係属出願の開示内容は、ここで参照することによって本明細書に組み込まれる。

発明の背景

1. 発明の技術分野

本発明は概して、例えばクレジット・カード取引を含んだ、顧客勘定、及び勘定番号の不正使用検出に関し、より詳しくは、予測モデルを用いて、不正である可能性の高い取引を分離するために、パターン認識、及び分類を実施する、自動化された不正検出システム、及び方法に関する。

2. 関連技術の説明

以下の論議において、「クレジット・カード」という用語が、説明のために使用される。しかし、本明細書中で論ぜられる技法、及び原理は、チャージ・カード、銀行自動預金支払機のカード、及びテレフォン・カードのような他のタイプの顧客勘定に適用可能である。

クレジット・カードの発行者は従来から、カードの紛失、又は盗

難の報告を受けるとすぐに、顧客勘定を停止することによって、不正による損失を制限しようと試みてきた。通常、この顧客の信用情報は、その後新しい勘定に移され、新しいカードが発行される。この手順は、紛失、又は盗難が発行者に報告された後で、紛失した、又は盗難にあったカードの不正な使用を制限するのに有効なだけである。

しかし、多くの場合、カード所有者の認識なしに不正な使用がなされ、従って発行者には何も報告されないことが多い。このことは、顧客がカードの紛失、又は盗難に気付かないか又は、偽造カード、商的な不正、適用業務の不正、又は郵送中のクレジット・カードの横取りのような他のやり方がとられ、不正がなされ

た場合に起こる可能性がある。このような状況全てにおいては、カード所有者が、彼らの次の月次計算書に見慣れない取引に気付くまで、この不正使用は検出されず、その対応する請求金額について争うことになる。不正の検出においてつきまとうこの遅れは結果として重大な損失につながる。ユーザが、正当な取引が無効であると主張するユーザの不正も考えられる。

クレジット・カードの発行者は、カード所有者がカードの紛失、又は盗難を報告してくる前に、不正使用の検出を試みることによって、不正による損失を制限しようとしてきた。パラメータ分析として1つの典型的な技法が知られている。パラメータ分析不正検出技法は、単純なブール条件で連結された少数のデータベース・フィールドを用いて決定がなされる。このような条件の例は以下のようなものである。

(24時間内の取引数 > X) かつ (Yドルより大きい額が認証された) 時、この勘定に高リスクのフラグを立てる。

パラメータ分析は、必要とされる検出率、又は必要とされる誤答率のどちらかを満足させるX、及びYの値を提供する。仮定の例では、 $X=400$ 、 $Y=1000$ のパラメータ値は、誤答率が200:1で不正の20%を見付けることができ、 $X=6$ 、 $Y=2000$ のパラメータ値は、誤答率が20:1で不正8%を見付けることができる。

パラメータ分析が提供する規則は、単一変数を条件とするブール演算(例えば and, or) の組み合わせに制限されるが、データベース管理システム内で容易に実施される。

パラメータ分析は、不正な行為とそうでない行為を最も的確に区別できる単一変数を検査することによって、規則を導出する。単一変数の閾値比較のみが使用されるので、変数間の複雑な相互作用を把握することはできない。これは、システムに不正行為と正当な勘定行為を区別する能力を低下させ、結果的に低い検出率と高い誤答率を与える制限となる。

加えて、効果的な不正検出モデルは一般に従来のパラメータ分析システムが扱える変数より多くの変数を必要とする。更に、パラメータ分析システムは、新しい不正の手法を見付けるために、頻繁に再開発されなければならない、かつ自動化

された再開発を実施することは困難である。

従って、カード所有者、商人、及び取引に関する有効な情報を使

用して、取引をふるい分け、不正の疑いのある取引を分離し、比較的低い誤答率を維持する一方で、比較的高い割合で不正を見付ける、自動化されたシステムを有することが望ましい。そのようなシステムが互いに依存した多数の変数を扱うことができ、基礎的なシステム・モデルを、不正行為を明らかにする新しいパターンとして再開発できる機能を有することが望ましい。

発明の概要

ニューロ・ネットワークのような予想モデルを用いて個々の顧客勘定を評価し、既知の変数間の関係を学習したものに基づいて不正の可能性のある取引を識別する本発明に従って、自動化されたシステム、及び不正な取引を検出するための方法が提供される。これらの関係は、システムが各取引に対して不正の確率を概算することを可能にする。ここで、この確率が取引の処理に必要とされる人間の意志決定に対する出力として提供されるか、又はこの確率が所与の数字を越えた場合に、発行者に信号が発信される。このシステムは又、特定の結果に関する様々な要因の寄与を示す理由コードも出力する。最終的に、システムはその性能を周期的に監視し、性能が所定のレベルを下回った場合に、モデルの再開発を行う。

図面の簡単な説明

図1は、本発明の実施に関するブロック図である。

図2は、本発明の典型的な出力インタフェイスの一部を形成する、システム・モニタ・スクリーンの例である。

図3は、本発明の典型的な出力インタフェイスの一部を形成する、

勘定選択スクリーンの例である。

図4は、本発明の典型的な出力インタフェイスの一部を形成する、取引分析スクリーンの例である。

図5は、本発明の典型的な出力インタフェイスの一部を形成する、顧客情報スク

リーンの例である。

図6は、本発明の典型的な出力インタフェイスの一部を形成する、分析者応答スクリーンの例である。

図7は、本発明の主な機能、及び動作を示すフローチャートである。

図8は、本発明の全体機能アーキテクチャを示すブロック図である。

図9は、ニューロ・ネットワーク内部の単一処理要素を示す図である。

図10は、ニューロ・ネットワーク内の隠れ処理要素を示す図である。

図11は、本発明の事前処理の方法を示すフローチャートである。

図12は、本発明のプロファイル・レコードの作成方法を示すフローチャートである。

図13は、本発明のプロファイル・レコードの更新方法を示すフローチャートである。

図14は、本発明によるバッチ取引処理システムの動作を示すフローチャートである。

図15は、本発明による半リアルタイム取引処理システムの動作を示すフローチャートである。

図16は、本発明によるリアルタイム取引処理システムの動作を示すフローチャートである。

図17は、本発明の取引処理構成要素の全体動作を示すフローチャートである。

図18は、本発明のモジュールCSCOREの動作を示すフローチャートである。

図19は、本発明のDeployNetの動作を示すフローチャートである。

図20は、本発明のカスケード化動作を示すフローチャートである。

図21は、典型的なCFGモデルの定義ファイルの一部である。

好適実施例の説明

これらの図には、例示のみを目的として、本発明の好適実施例が描写されている。当業者には、本明細書中に説明した構造、及び方法の代替実施例を、本明細書中に記載された発明の原理から逸脱することなく実施できることが、以下の論議から容易に理解されよう。

ここで図1を参照すると、本発明による典型的な実施例、システム100のブロック図が示されている。取引情報が、人間によって操作されるクレジット・カードの認証端末、及び自動預金支払機（図示せず）などのような従来の情報源から取引情報を収集する、従来の金融機関データ施設106に接続されたデータ・ネットワーク105を介してシステム100に適用される。CPU 101はプログラム記憶域107に記憶されたソフトウェア・プログラムの命令を実行し、その命令はCPU 101に様々なシステムの機能を実施するよう指示する。好適実施例では、このソフトウェアはANSI C言語で記述されており、従来の様々なハードウェア・プラットフォーム上で実行されうる。ソフトウェア・プログラムの命令に従って、CPU 101はデータ記憶域103内

に、データ・ネットワーク105から得たデータを記憶し、RAM 102を従来の方法で作業領域として使用する。CPU 101、データ記憶域103、及びプログラム記憶域107は共に動作し、不正検出のためのニューラル・ネットワーク・モデル108を提供する。ニューラル・ネットワーク108は、この情報を処理した後、以下に記述するように、不正の可能性を示す表示を得るために、その可能性を示す信号がCPU 101から出力装置104に送られる。

好適実施例では、CPU 101はIBMメインフレーム・コンピュータのモデル3090であり、RAM 102、及びデータ記憶域103はモデル3090 CPUの従来のRAM、ROM、及びディスク記憶装置であり、出力装置104は、ニューラル・ネットワーク108によって生成された信号に基づく結果を印刷するか、又はウインドウ・ベースのインタフェース・システムを用いてビデオ・スクリーン上に結果を表示するか、又は以降のアクセスのために結果をデータベースに送るか、又はその結果に基づいて信号を後続処理のための認証システム（図示せず）に送るためのいずれかの従来手段である。

ここで図2ないし図6を参照すると、出力装置104の一部を形成する従来のウインドウ・ベースのインタフェース・システム（図示せず）からのスクリーンの例が示されている。図2では、不正の分析者、又はシステム管理者がシステム性能を監視できる、システム・モニタ201が示されている。システム・モニタ201は

、遮断スコア202（勘定がこれ以上のスコアでフラグを立てられる）、その遮断スコアより上のスコアを持つ勘定の数203、及び特定の勘定に関する不

正スコア204と勘定番号205を示す。

図3は分析者が監視によって高リスクの取引を選択できるようなスクロール・ウインドウ302を含む勘定選択スクリーン301、及び分析者が選択された取引に関して、後続の操作を選択可能にする一連のボタン303を示している。

図4は不正の分析者が高リスクの各取引を検査し、適切な不正制御操作を決定することができる取引分析スクリーン401を示している。このスクリーンは勘定情報402、不正スコア403、不正スコア403に関する理由を表示する、理由コード404から導出される説明、及び現在日と直近の7日間の取引情報405と直近の6カ月間の取引情報406を示す2つのスクロール・ウインドウ405と406を示している。

図5は分析者が顧客情報にアクセスできる顧客情報スクリーン501を示しており、そのスクリーンは勘定番号502、顧客氏名503、最良呼出時間504、電話番号505、住所506を含んでいる。このスクリーンは又、スクリーン上のボタン507を介して後続機能へのアクセスも提供する。

図6には、分析者が不正制御のために行った操作を記録することができる分析者応答スクリーン601が示されている。このスクリーンは情報を記録するための一連のチェック・ボックス602、コメント・ボックス603、及び他の機能にアクセスできるスクリーン上のボタン604を含んでいる。

図7を参照すると、システム100の主な機能、及び動作を示す全体のフローチャートがされている。第1のニューラル・ネットワ

ーク・モデル108は、データ・ネットワーク105からの、過去取引を記述するデータを使用して、訓練がなされる（701）。次にこのネットワーク・モデルを記述しているデータが記憶される（702）。モデルの記述が記憶されると、システム100は現在取引が処理可能となる。システム100は現在取引に関するデータを得て（703）、現在取引データを、記憶されたネットワーク・モデルに適用する（704

）。モデル108が不正スコア、及び理由コード（以下で説明）を決定し、それらは、ユーザ、又はデータベースに出力されるか、又は出力装置104を介して別のシステムに出力される（705）。

ここで図8を参照すると、システム100の全体機能アーキテクチャが示されている。システム100は2つの主要構成要素、即ちモデル開発構成要素801、及び取引処理構成要素802に分類されている。モデル開発構成要素801は過去データを用いて、学習した多数の変数間の関係を表す情報を含むニューラル・ネットワーク108を構築する。同時に、この学習した関係はその変数の行動モデルを形成する。ニューラル・ネットワークはこの好適実施例において使用されるが、任意のタイプの予測モデル化技法が使われうる。例示を目的として、本発明はこの明細書内ではニューラル・ネットワークという言葉で記述される。

取引処理構成要素802は以下の3つの機能を実施する。1) 取引処理構成要素802は、データを様々な情報源805、806からニューラル・ネットワーク108に供給し、結果を得て、それらを807に出力することによって、各取引に対する不正の可能性を決定する。2) 適用可能

な場合、取引処理構成要素802はレコードをプロフィール・データベース806内に作成し、顧客の過去の取引パターンを要約する。3) 適用可能な場合、取引処理構成要素802はプロフィール・データベース806内の適当なレコードを更新する。

本システムの2つの構成要素のそれぞれが、順に説明される。

モデル開発構成要素801

ニューラル・ネットワーク：ニューラル・ネットワークは、繰り返しデータにさらされ、内部ウエイト調整を行うことによって、関係を「学習する」技法を用いる。ニューラル・ネットワークは、迅速なモデル開発と自動化されたデータ分析を可能にする。基本的に、このようなネットワークは、線形、及び非線形関係の両方を包含するデータからモデルを構築できる静的モデル化技法を表す。概念的には回帰分析と類似しているが、ニューラル・ネットワークは、事前に記述することなく、独立した変数間の非線形性、及び相互作用を把握できる。言い換えれば、従来の回帰分析は非線形性、及び相互作用を手で検出し、記述する必要がある。

あったが、ニューラル・ネットワークは、これらの作業を自動で実行する。ニューラル・ネットワークのより詳しい記述は、D. E. Rumelhart他の「Learning Representations by Back-Propagating Errors」、Nature v. 323, pp. 533-36 (1986年)、及びR. Hecht-Nielsenの「Theory of the Backpropagation Neural Network」、Neural Networks for Perception内のpp. 65-93 (1992年)を参照されたい。これらの教示については、ここで参照することにより、本明細書内に組み込まれる。

ニューラル・ネットワークは、データをお互いにその結合に沿って送る、多くの相互結合されたニューロンのような処理要素からなる。処理要素間の結合の強さはウェイトによって表される。図9を参照すると、単一処理要素⁹⁰¹の図が示されている。この処理要素は、他の処理要素、又は直接システムに対する入力のどちらかから入力 X_1, X_2, \dots, X_n を受け取る。処理要素は、その入力のそれぞれを、関連するウェイト W_1, W_2, \dots, W_n と乗算し、その結果を全て加算し加重合計⁹⁰²を形成する。次に処理要素は、転送関数⁹⁰³（典型的には非線形）をその加重合計に適用し、要素の状態として知られる値 Z を得る。この状態 Z は次に加重結合に沿って別の要素に引き渡されるか、又は出力信号として提供される。状態は短期間における情報を表現するのに集合的に用いられ、ウェイトは長期の情報、又は学習を表現する。

ニューラル・ネットワーク内の処理要素は3つの範疇にグループ化されうる。即ち入力処理要素（入力データ値を受け取る要素）、出力処理要素（出力データを生成する要素）、及び隠れ処理要素（他の全ての要素）である。隠れ処理要素の目的は、ニューラル・ネットワークが入力データを、モデルがより高い精度で所望のマッピングを学習できるような状態に結合させる、中間表現を作成できるようにすることにある。図10を参照すると、隠れ処理要素の概念を表す図が示されている。入力¹⁰⁰¹は、入力処理要素の層¹⁰⁰²に供給される。この入力要素の出力は、隠れ要素の層¹⁰⁰³に引き渡される。通常、幾つかの隠れ要素の層が存在する。最終的に、隠れ要素は出力要素

の層1004に出力を引き渡し、この出力要素が出力値1005を生成する。

ニューラル・ネットワークはそれらのウエイトを修正することによって、例から学習を行う。この「訓練」処理は当業者には公知の一般技法であり、以下のステップを含む。

- 1) 繰り返し特定の入力/出力作業の例をニューラル・ネットワーク・モデルに提供する。
- 2) モデルの出力と所望の出力を比較し、誤差を測定する。
- 3) 誤差を減らすためにモデルのウエイトを修正する。

この一連のステップが、それを更に反復させることによって誤差が減る間は、繰り返される。この時このネットワークは「訓練済み」と言われる。一旦訓練が完了すると、このネットワークは新しいデータ入力に対する出力を予測できる。

不正関連変数

本発明において、モデルを訓練するために用いられるデータは、個別の取引、商人、及び顧客の時系列データを含む様々なデータベース・ファイルから提供される。これらのデータはニューラル・ネットワークに提供される前に事前処理されるのが望ましく、それが結果的に、元の時系列データより効果的に不正の予測が行えるように経験的に判定された、不正関連変数の集合のうちの幾つかであることが望ましい。

図11を参照すると、本発明の事前処理方法のフローチャートが示されている。個々のフローチャートの要素はモジュール名に関連した名称で指定されている。

事前処理で用いられるデータは、過去データを含む以下の3つのデータベースから提供される。1) 過去2年分に当たる過去取引のデータを含む、過去取引データベース1101（認証データベースとも呼ばれる）で、過去データ804と同じデータベース内で実施されうる。2) 顧客データを含む顧客データベース1103。3) どの勘定が不正行動を有し、いつその不正行動が発生したかを示す不正データベース1102。

モジュールreadauth, sas 1104は過去取引データベース1101から取引データを読み取る。モジュールmatchauth, sas 1105は不正勘定の全てとランダムに選択

された非不正勘定の部分集合を含んでいる新しい取引データ・セットを得るために、この取引を例とする。新しい取引データ・セットを作成している間、モジュールmatchauth, sas 1105は不正データベース1102からの情報を使用し、どの勘定が不正を有するのか、及びどの勘定が不正を有していないのかを判定する。効果的なネットワークの訓練に関して、各不正勘定に対して約10の非不正勘定を得るのが好ましいことが分かっている。

モジュールreadex, sas 1106は顧客データベース1103から顧客データを読み取る。モジュールmatchex, sas 1107は不正勘定の全てと、モジュールmatchauth, sasによって得られるのと同じ非不正勘定の部分集合を含んでいる新しい顧客データ・セットを得るために、この顧客を例とする。新しい顧客データ・セットを作成している間、モジュールmatchex, sas 1107は不正データベース1102からの情報を使用し、どの勘定が不正を有するのか、及びどの勘定が不正を有し

ていないのかを判定する。

モジュールmxmerge, sas 1108は、モジュールmatchauth, sas 1105、及びモジュールmatchex, sas 1107によって得られたデータ・セットの全てをマージする。モジュールgenau, sas 1109はこのマージされたデータ・セットを、月次データの部分集合に配分する。

モジュールgensamp, sas 1112はモジュールmxmerge, sas 1108によって作成され、genau, sas 1109によって配分されたデータ・セットを例とし、各レコードが特定の日における特定の勘定を、取引行動と共に表現する、sample, ssdと呼ばれるデータ・セットを作成する。モジュールgensamp, sas 1112は不正データベース1102からの情報を使用して、どのレコードが不正かを判定する。モジュールgensamp, sas 1112は以下のように認証日の部分集合を提供する。全取引のデータベースから、同じ日の同じ顧客に関する複数の取引を取り除くことによって、有効な勘定日が生成される。有効な勘定日の集合の中において、各勘定日は0から1のドラフト番号に割り当てられる。このドラフト番号は以下のように割り当てられる。勘定日が非不正である場合、ドラフト番号は0と1の間のランダムな番号がセットされる。勘定日が不正で、かつその日が不正の第1、又は第2の

日である場合、ドラフト番号は0にセットされる。それ以外の場合は1にセットされる。次に最小のドラフト番号を有する25,000の勘定日が、sample. ssd内に包含されるために選択される。従って、全ての不正な勘定日（25,000まで）と非不正勘定日の例が、sample. ssdに包含される。

モジュールroll15, sas 1113がローリング・ウインドウのデータとして15日を生成する。このデータはsample. ssdでリストされたそれぞれの勘定日に対して複数のレコードを有する。現在日、及び14の以前の日が、それぞれの例の勘定についてリストされる。

モジュールroll15to7, sas 1117はroll15のデータ・セットを使用し、そのうち8から15までの日をフィルタし、roll7、即ち7日からなるローリング・ウインドウのデータ・セット1119を作成する。8から15までの日は無視される。モジュールgenrollv, sas 1118は、以前の15日の取引のローリング・ウインドウに関する入力変数を生成する。このモジュールは、勘定毎に複数でかつ、その数が様々なレコードを有するデータ・セットを処理し、勘定毎に1つのレコードを有するデータ・セットを作成する。その結果はrollv, ssdと呼ばれる。

モジュールroll15to1, sas 1114はroll15のデータ・セットを使用し、現在日以外の日をフィルタし、roll1を作成する。モジュールgencurv, sas 1115はroll1を使用し、現在日において発生する取引を記述する現在日変数1116を生成する。

モジュールgenprof, sasはプロファイル・レコード1111を形成するプロファイル変数を生成する。

モジュールmerge, sas 1120はプロファイル・レコード1111、1日変数1116、及び7日変数1119を結合させ、以下にリストするような新しい不正関連変数を、前記結合結果から生成する。前記モジュールは又、rollv, ssdとフィルタされた例を含むプロファイル・データ

・セットをマージして、プロファイル、及びローリング・ウインドウ変数の両方を有する単一データ・セットを生成する。この結果はmod1n2データ・セット1121

と呼ばれ（訓練セットとも呼ばれる）、ネットワークを訓練するために必要な不正関連変数を含んでいる。モジュールScaler 1122は基準化された訓練セット内の、各変数に対する平均値が0.0で、標準偏差が1.0になるように基準化し、基準化されたmodln2データ・セット1123を生成する。

多くの不正関連変数が、上記の事前処理方法による変数を用いて生成されうる。好適実施例で使用される不正関連変数には次のようなものがある。

- ・ 1日の中での時間、及び1週間の中での日を表す顧客使用パターン・プロフィール
- ・ クレジット・カードの満期日
- ・ 現在日において、各SIC（標準工業分類）商人グループ分類で費やされたドルの額
- ・ 現在日において、各SIC商人グループ分類の顧客によって費やされたドルの割合
- ・ 現在日において、各SIC商人グループ分類での取引件数
- ・ 現在日において、各SIC商人グループ分類での取引件数の割合
- ・ 不正率（高、中、又は低リスク）によるSIC商人グループ分類の類別
- ・ 顧客タイプ（最も頻繁にあるSIC分類を使用する顧客のグループ）によるSIC商業グループ分類の類別
- ・ 不正率（高、中、又は低リスク）による地理的領域の類別
- ・ 顧客タイプによる地理的領域の類別
- ・ 取引間の平均日数
- ・ 取引間の日数の分散
- ・ 1日の取引間の平均時間
- ・ 1日の取引間の時間の分散
- ・ 同じ商人における複数の取引拒否の数
- ・ 州外取引の数
- ・ 取引拒否の平均数
- ・ 現在日までの1年間における高残高

- ・取引額
- ・取引日、及び時間
- ・取引タイプ

考えられうる追加の不正関連変数が、以下にリストされる。

(現在日) カード所有者不正関連変数

bweekend- (現在日) 週末とみなされる現在の日時を示すブール変数

cavapvd1- (現在日) 認可のためのドル平均額

cavapvd1- (現在日) 認可のためのドル平均額

cavaud1- (現在日) 認証についてのドルの日平均

ccoscdom- (現在日) 月における日数のcos、即ち $\cos(\text{day}((\text{datepart}(\text{cst_dt}) * \&\text{TWOPI}) / 30))$

ccoscdow- (現在日) 週における日数のcos、即ち $\cos(\text{weekday}((\text{datepart}(\text{cst_dt}) * \&\text{TWOPI}) / 7))$

ccoscmoy- (現在日) 年における月数のcos、即ち $\cos(\text{month}((\text{datepart}(\text{cst_dt}) * \&\text{TWOPI}) / 12))$

cdom- (現在日) 月における日数

cdow- (現在日) 週における日数

chdzip- (現在) カード所有者の郵便番号

chibal- (現在日) 高残高

chidcapv- (現在日) 単一現金認可に関するドルの最高額

chidcdec- (現在日) 単一現金拒否に関するドルの最高額

chidmapv- (現在日) 単一売買認可に関するドルの最高額

chidmdec- (現在日) 単一売買拒否に関するドルの最高額

chidsapv- (現在日) 単一認可に関するドルの最高額

chidsau- (現在日) 単一認証に関するドルの最高額

chidsdec- (現在日) 単一拒否に関するドルの最高額

cmoy- (現在日) 年における月数

cratdcau- (現在日) 認証に対する拒否率

csincdom- (現在日) 月における日数のsin、即ちsin (day ((datepart (cst_dt) *&TWOPI) /30))

csincdow- (現在日) 週における日数のsin、即ちsin (weekday ((datepart (cst_dt) *&TWOPI) /7))

csincmoy- (現在日) 年における月数のsin、即ちsin (month ((datepart (cst_dt) *&TWOPI) /12))

cst_dt- (現在日) 郵便番号、及び中部標準時間から導かれた中部標準時間における日時

ctdapv- (現在日) 認可の合計ドル

ctdau- (現在日) 認証の合計ドル

ctdcsapv- (現在日) 現金事前認可の合計ドル

ctdcsdec- (現在日) 現金事前拒否の合計ドル

ctddec- (現在日) 拒否の合計ドル

ctdmrapv- (現在日) 売買認可の合計ドル

ctdmrdec- (現在日) 売買拒否の合計ドル

ctnapv- (現在日) 認可数の合計

ctnau- (現在日) 認証数の合計

ctnau10d- (現在日) 1日の認証 ≤\$10となる日数

ctnaudy- (現在日) 1日の認証数の合計

ctncsapv- (現在日) 現金事前認可数の合計

ctncsapv- (現在日) 現金認可数の合計

ctncsdec- (現在日) 現金事前拒否数の合計

ctndec- (現在日) 現金拒否数の合計

ctnmrapv- (現在日) 売買認可数の合計

ctnmrdec- (現在日) 売買拒否数の合計

ctnsdapv- (現在日) 現在日と同じ曜日の認可数の合計

ctnwdaft- (現在日) 平日午後の認可数の合計

ctnwdapv- (現在日) 平日の認可数の合計

ctnwd eve-	(現在日) 平日夕方の認可数の合計
ctnwdmor-	(現在日) 平日朝の認可数の合計
ctnwdnit-	(現在日) 平日夜の認可数の合計
ctnweaft-	(現在日) 週末午後の認可数の合計
ctnweapv	(現在日) 週末の認可数の合計
ctnweeve	(現在日) 週末夕方の認可数の合計
ctnwemor	(現在日) 週末朝の認可数の合計
ctnwenit	(現在日) 週末夜の認可数の合計
currba1	(現在日) 現在の残高
cvrand1	(現在日) 認証についてのドルの1日に亘る分散
czrate1	(現在日) 郵便番号リスク・グループ1「郵便番号 非常に高い不正率」
czrate2	(現在日) 郵便番号リスク・グループ2「郵便番号 高い不正率」
czrate3	(現在日) 郵便番号リスク・グループ3「郵便番号 やや高い不正率」
czrate4	(現在日) 郵便番号リスク・グループ4「郵便番号 中程度の不正率」
czrate5	(現在日) 郵便番号リスク・グループ5「郵便番号 やや低い不正率」
czrate6	(現在日) 郵便番号リスク・グループ6「郵便番号 低い不正率」
czrate7	(現在日) 郵便番号リスク・グループ7「郵便番号 非常に低い不正率」
czrate8	(現在日) 郵便番号リスク・グループ8「郵便番号 不正率未確認」
ctdsfa01	(現在日) SIC問屋グループ01の取引の合計ドル
ctdsfa02	(現在日) SIC問屋グループ02の取引の合計ドル
ctdsfa03	(現在日) SIC問屋グループ03の取引の合計ドル

ctdsfa04 (現在日) SIC問屋グループ04の取引の合計ドル
ctdsfa05 (現在日) SIC問屋グループ05の取引の合計ドル
ctdsfa06 (現在日) SIC問屋グループ06の取引の合計ドル
ctdsfa07 (現在日) SIC問屋グループ07の取引の合計ドル
ctdsfa08 (現在日) SIC問屋グループ08の取引の合計ドル
ctdsfa09 (現在日) SIC問屋グループ09の取引の合計ドル
ctdsfa10 (現在日) SIC問屋グループ10の取引の合計ドル
ctdsfa11 (現在日) SIC問屋グループ11の取引の合計ドル
ctdsra01 (現在日) SIC不正率グループ01の取引の合計ドル
ctdsra02 (現在日) SIC不正率グループ02の取引の合計ドル
ctdsra03 (現在日) SIC不正率グループ03の取引の合計ドル
ctdsra04 (現在日) SIC不正率グループ04の取引の合計ドル
ctdsra05 (現在日) SIC不正率グループ05の取引の合計ドル
ctdsra06 (現在日) SIC不正率グループ06の取引の合計ドル
ctdsra07 (現在日) SIC不正率グループ07の取引の合計ドル
ctdsva01 (現在日) SIC VISAグループ01の合計ドル
ctdsva02 (現在日) SIC VISAグループ02の合計ドル
ctdsva03 (現在日) SIC VISAグループ03の合計ドル

ctdsva04 (現在日) SIC VISAグループ04の合計ドル
ctdsva05 (現在日) SIC VISAグループ05の合計ドル
ctdsva06 (現在日) SIC VISAグループ06の合計ドル
ctdsva07 (現在日) SIC VISAグループ07の合計ドル
ctdsva08 (現在日) SIC VISAグループ08の合計ドル
ctdsva09 (現在日) SIC VISAグループ09の合計ドル
ctdsva10 (現在日) SIC VISAグループ10の合計ドル
ctdsva11 (現在日) SIC VISAグループ11の合計ドル
ctnsfa01 (現在日) SIC問屋グループ01の取引数の合計
ctnsfa02 (現在日) SIC問屋グループ02の取引数の合計

ctnsfa03 (現在日) SIC問屋グループ03の取引数の合計
ctnsfa04 (現在日) SIC問屋グループ04の取引数の合計
ctnsfa05 (現在日) SIC問屋グループ05の取引数の合計
ctnsfa06 (現在日) SIC問屋グループ06の取引数の合計
ctnsfa07 (現在日) SIC問屋グループ07の取引数の合計
ctnsfa08 (現在日) SIC問屋グループ08の取引数の合計
ctnsfa09 (現在日) SIC問屋グループ09の取引数の合計
ctnsfa10 (現在日) SIC問屋グループ10の取引数の合計
ctnsfa11 (現在日) SIC問屋グループ11の取引数の合計
ctnsra01 (現在日) SIC不正率グループ01の取引数の合計
ctnsra02 (現在日) SIC不正率グループ02の取引数の合計
ctnsra03 (現在日) SIC不正率グループ03の取引数の合計
ctnsra04 (現在日) SIC不正率グループ04の取引数の合計

ctnsra05 (現在日) SIC不正率グループ05の取引数の合計
ctnsra06 (現在日) SIC不正率グループ06の取引数の合計
ctnsra07 (現在日) SIC不正率グループ07の取引数の合計
ctnsva01 (現在日) SIC VISAグループ01の合計
ctnsva02 (現在日) SIC VISAグループ02の合計
ctnsva03 (現在日) SIC VISAグループ03の合計
ctnsva04 (現在日) SIC VISAグループ04の合計
ctnsva05 (現在日) SIC VISAグループ05の合計
ctnsva06 (現在日) SIC VISAグループ06の合計
ctnsva07 (現在日) SIC VISAグループ07の合計
ctnsva08 (現在日) SIC VISAグループ08の合計
ctnsva09 (現在日) SIC VISAグループ09の合計
ctnsva10 (現在日) SIC VISAグループ10の合計
ctnsva11 (現在日) SIC VISAグループ11の合計

(7日) カード所有者不正関連変数

raudymdy (7日) ウインドウ内の日数に対する認証日の率
 ravapvd1 (7日) 認可のためのドル平均額
 ravaud1 (7日) 認証毎のドルのウインドウに亘る平均
 rddapv (7日) 1日の認可のドル平均
 rddapv2 (7日) 1日の、認証があった日における認可のドル平均
 rddau (7日) 1日の、認証があった日における認証のドル平

均

rddaua11 (7日) 1日の、ウインドウ内の全日における認証のドル平均
 rddcsapv (7日) 1日の現金認可のドル平均
 rddcsdec (7日) 1日の現金拒否のドル平均
 rdddec (7日) 1日の拒否のドル平均
 rdddec2 (7日) 1日の、認証があった日における拒否のドル平均
 rddmrpv (7日) 1日の売買認可のドル平均
 rddmrdec (7日) 1日の売買拒否のドル平均
 rdnapv (7日) 1日の認可数の平均
 rdnau (7日) 1日の、認証があった日における認証数の平均
 rdnaua11 (7日) 1日の、ウインドウ内の全日における認証数の平均
 rdncsapv (7日) 1日の現金認可数の平均
 rdncsdec (7日) 1日の現金拒否数の平均
 rdndec (7日) 1日の拒否数の平均
 rdmrpv (7日) 1日の売買認可数の平均
 rdmrdec (7日) 1日の売買拒否数の平均
 rdnsdap2 (7日) 1日の、認可のあった日だけについて計算された、認可と

同じ曜日の認可数の平均

rdnsdapv (7日) 1日の、週における現在日と同じ日の認可数の平均

rdnwdaft (7日) 1日の平日午後の認可数の平均

rdnwdapv (7日) 1日の平日の認可数の平均

rdnwleve	(7日)	1日の平日夕方の認可数の平均
rdnwdmor	(7日)	1日の平日朝の認可数の平均
rdnwdnit	(7日)	1日の平日夜の認可数の平均
rdnweaft	(7日)	1日の週末午後の認可数の平均
rdnweapv	(7日)	1日の週末の認可数の平均
rdnweeve	(7日)	1日の週末夕方の認可数の平均
rdnwemor	(7日)	1日の週末朝の認可数の平均
rdnwenit	(7日)	1日の週末夜の認可数の平均
rhibal	(7日)	ウインドウの最高残高
rhidcapv	(7日)	単一現金認可に関するドル最高額
rhidcdec	(7日)	単一現金拒否に関するドル最高額
rhidmapv	(7日)	単一売買認可に関するドル最高額
rhidmdec	(7日)	単一売買拒否に関するドル最高額
rhidsapv	(7日)	単一認可に関するドル最高額
rhidsau	(7日)	単一認証に関するドル最高額
rhidsdec	(7日)	単一拒否に関するドル最高額
rhidtapy	(7日)	1日の認可に関する合計ドル最高額
rhidtau	(7日)	1日の認証に関する合計ドル最高額
rhidtdec	(7日)	1日の拒否に関する合計ドル最高額
rhinapv	(7日)	1日の最高認可数
rhinau	(7日)	1日の最高認証数
rhindex	(7日)	1日の最高拒否数
rnaudy	(7日)	任意の認証があったウインドウ内の日数
rnausd	(7日)	任意の認証があった同じ曜日の日数
rnauwd	(7日)	任意の認証があったウインドウ内の平日の日数
rnauwe	(7日)	任意の認証があったウインドウ内の週末の日数
rncsandy	(7日)	現金認証があったウインドウ内の日数
rnmraudy	(7日)	売買認証があったウインドウ内の日数

rtdapv	(7日) 認可の合計ドル
rt dau	(7日) 認証の合計ドル
rt dcsapv	(7日) 現金事前認可の合計ドル
rt dcsdec	(7日) 現金事前拒否の合計ドル
rt ddec	(7日) 拒否の合計ドル
rt dmrpv	(7日) 売買認可の合計ドル
rt dmrdec	(7日) 売買拒否の合計ドル
rtnapv	(7日) 認可数の合計
rtnapvdy	(7日) 1日の認可数の合計
rtnau	(7日) 認証数の合計
rtnau10d	(7日) ウインドウ内の認証 $\leq \$10$ である認証の数
rtn csapv	(7日) 現金事前認可数の合計
rtn csdec	(7日) 現金事前拒否数の合計
rtn dec	(7日) 拒否数の合計
rtn mrvpv	(7日) 売買認可数の合計
rtn mrrdec	(7日) 売買拒否数の合計
rtn sdapv	(7日) 現在日と同じ曜日の認可数の合計
rtn wdaft	(7日) 平日午後の認可数の合計
rtn wdapv	(7日) 平日の認可数の合計
rtn wdeve	(7日) 平日夕方の認可数の合計
rtn wdmor	(7日) 平日朝の認可数の合計
rtn wdnit	(7日) 平日夜の認可数の合計
rtn weaft	(7日) 週末午後の認可数の合計
rtn weapv	(7日) 週末の認可数の合計
rtn weeve	(7日) 週末夕方の認可数の合計
rtn wemor	(7日) 週末朝の認可数の合計
rtn wenit	(7日) 週末夜の認可数の合計
rvraud1	(7日) 認証毎のドルのウインドウに亘る分散

(プロフィール) カード保有者不正関連変数

paudyndy- (プロフィール) 月の日数に対する認証日数の率

pavapvd1- (プロフィール) 認可に関するドル平均額

pavaud1- (プロフィール) 認証毎のドルの月平均

pchdzip- (プロフィール) カード所有者の最後の郵便番号

pdbm- (プロフィール) 最終プロフィール更新時における「メンバになっ

た日付」の値

pddapv- (プロフィール) 認可のドルの平均

pddapv2- (プロフィール) 認証のあった日の認可のドルの日平均

pddau- (プロフィール) 認証のあった日の認証のドルの日平均

pddau30- (プロフィール) 月の全ての日の認証のドルの日平均

pddcsapv- (プロフィール) 現金認可のドルの日平均

pddcsdec- (プロフィール) 現金拒否のドルの日平均

pdddec- (プロフィール) 拒否のドルの日平均

pdddec2- (プロフィール) 認証のあった日の拒否のドルの日平均

pddmrpv- (プロフィール) 売買認可のドルの日平均

pddmrdec- (プロフィール) 売買拒否のドルの日平均

pdnapv- (プロフィール) 認可数の日平均

pdnau- (プロフィール) 認証のあった日の認証数の日平均

pdnau30- (プロフィール) 月の全ての日の認証数の日平均

pdncsapv- (プロフィール) 現金認可数の日平均

pdncsdec- (プロフィール) 現金拒否数の日平均

pdndec- (プロフィール) 拒否数の日平均

pdrmrpv- (プロフィール) 売買認可数の日平均

pdrmrdec- (プロフィール) 売買拒否数の日平均

pdrw1ap2- (プロフィール) 認証があった日曜日の認可数の平均

pdrw1apv- (プロフィール) 日曜日(週の第1日)の認可数の平均

pdrw2ap2- (プロフィール) 認証があった月曜日の認可数の平均

pdnw2apv- (プロファイル) 月曜日(週の第2日)の認可数の平均
 pdnw3ap2- (プロファイル) 認証があった火曜日の認可数の平均
 pdnw3apv- (プロファイル) 火曜日(週の第3日)の認可数の平均
 pdnw4ap2- (プロファイル) 認証があった水曜日の認可数の平均
 pdnw4apv- (プロファイル) 水曜日(週の第4日)の認可数の平均

 pdnw5ap2- (プロファイル) 認証があった木曜日の認可数の平均
 pdnw5apv- (プロファイル) 木曜日(週の第5日)の認可数の平均
 pdnw6ap2- (プロファイル) 認証があった金曜日の認可数の平均
 pdnw6apv- (プロファイル) 金曜日(週の第6日)の認可数の平均
 pdnw7ap2- (プロファイル) 認証があった土曜日の認可数の平均
 pdnw7apv- (プロファイル) 土曜日(週の第7日)の認可数の平均
 pdnwdaft- (プロファイル) 平日午後の認可数の日平均
 pdnwdapv- (プロファイル) 平日の認可数の日平均
 pdnwdeve- (プロファイル) 平日夕方の認可数の日平均
 pdnwdmor- (プロファイル) 平日朝の認可数の日平均
 pdnwdnit- (プロファイル) 平日夜の認可数の日平均
 pdnweaft- (プロファイル) 週末午後の認可数の日平均
 pdnwcapv- (プロファイル) 週末の認可数の日平均
 pdnweeve- (プロファイル) 週末夕方の認可数の日平均
 pdnwemor- (プロファイル) 週末朝の認可数の日平均
 pdnwenit- (プロファイル) 週末夜の認可数の日平均
 pexpir- (プロファイル) プロファイルに記憶された満期日; 現在日 > 満期

日の場合は更新

phiba1- (プロファイル) 月次の最高残高
 phidcapv- (プロファイル) 1カ月の単一現金認可のドル最高額
 phidcdec- (プロファイル) 1カ月の単一現金拒否のドル最高額
 phidmapv- (プロファイル) 1カ月の単一売買認可のドル最高額
 phidmdec- (プロファイル) 1カ月の単一売買拒否のドル最高額

phidsapv-	(プロフィール)	1カ月の単一認可のドル最高額
phidsau-	(プロフィール)	1カ月の単一認証のドル最高額
phidsdec-	(プロフィール)	1カ月の単一拒否のドル最高額
phidtapy-	(プロフィール)	1日の認可に関するドル合計最高額
phidtau-	(プロフィール)	1日の認証に関するドル合計最高額
phidtdec-	(プロフィール)	1日の拒否に関するドル合計最高額
phinapv-	(プロフィール)	1日の最高認可数
phinau-	(プロフィール)	1日の最高認証数
phindex-	(プロフィール)	1日の最高拒否数
pm1avba1-	(プロフィール)	月の最初の10日間の平均残高
pm1nauths-	(プロフィール)	月の最初の10日間の認証数
pm2avba1-	(プロフィール)	月の2番目の10日間の平均残高
pm2nauths-	(プロフィール)	月の2番目の10日間の認証数
pm3avba1-	(プロフィール)	月の残りの日の平均残高
pm3nauths-	(プロフィール)	月の最後の部分の認証数
pmovewt-	(プロフィール)	最後の郵便番号を使って最新の住所変更を判定する；以前の1カ月間に住所変更した場合pmovewt=2；pmovew
pnaudy-	(プロフィール)	認証のあった日数
pnauw1-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった日曜日の数
pnauw2-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった月曜日の数
pnauw3-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった火曜日の数
pnauw4-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった水曜日の数
pnauw5-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった木曜日の数
pnauw6-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった金曜日の数
pnauw7-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった土曜日の数
pnauwd-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった平日の数
pnauwe-	(プロフィール)	1カ月間で任意の認証のあった週末の数
pncsaudy-	(プロフィール)	1カ月間で現金認証のあった日数

pnmraudy- (プロファイル) 1 カ月間で売買認証のあった日数
pnweekday- (プロファイル) 1 カ月間の平日の数
pnweekend- (プロファイル) 1 カ月間の週末の数
pratdcav- (プロファイル) 認証に対する拒否の率
profage- (プロファイル) 勘定がプロファイルを持っていた月数 (6 カ月まで)
psdaudy- (プロファイル) 1 カ月間の取引間の日数の標準偏差
psddau- (プロファイル) 1 カ月間の認証毎のドルの標準偏差

ptdapv- (プロファイル) 1 カ月間の認可の合計ドル
ptdau- (プロファイル) 1 カ月間の認証の合計ドル
ptdaudy- (プロファイル) 1 日の認証の合計ドル
ptdcsapv- (プロファイル) 1 カ月間の現金事前認可の合計ドル
ptdcsdec- (プロファイル) 1 カ月間の現金事前拒否の合計ドル
ptddec- (プロファイル) 1 カ月間の拒否の合計ドル
ptdmrapv- (プロファイル) 1 カ月間の売買認可の合計ドル
ptdmrdec- (プロファイル) 1 カ月間の売買拒否の合計ドル
ptdsfa01- (プロファイル) SIC問屋グループ01の取引の合計ドル
ptdsfa02- (プロファイル) SIC問屋グループ02の取引の合計ドル
ptdsfa03- (プロファイル) SIC問屋グループ03の取引の合計ドル
ptdsfa04- (プロファイル) SIC問屋グループ04の取引の合計ドル
ptdsfa05- (プロファイル) SIC問屋グループ05の取引の合計ドル
ptdsfa06- (プロファイル) SIC問屋グループ06の取引の合計ドル
ptdsfa07- (プロファイル) SIC問屋グループ07の取引の合計ドル
ptdsfa08- (プロファイル) SIC問屋グループ08の取引の合計ドル
ptdsfa09- (プロファイル) SIC問屋グループ09の取引の合計ドル
ptdsfa10- (プロファイル) SIC問屋グループ10の取引の合計ドル
ptdsfa11- (プロファイル) SIC問屋グループ11の取引の合計ドル
ptdsra01- (プロファイル) SIC不正率グループ01の取引の合計ドル

ptdsra02- (プロファイル) SIC不正率グループ02の取引の合計ドル

ptdsra03- (プロファイル) SIC不正率グループ03の取引の合計ドル

ptdsra04- (プロファイル) SIC不正率グループ04の取引の合計ドル

ptdsra05- (プロファイル) SIC不正率グループ05の取引の合計ドル

ptdsra06- (プロファイル) SIC不正率グループ06の取引の合計ドル

ptdsra07- (プロファイル) SIC不正率グループ07の取引の合計ドル

ptdsva01- (プロファイル) SIC VISAグループ01の合計ドル

ptdsva02- (プロファイル) SIC VISAグループ02の合計ドル

ptdsva03- (プロファイル) SIC VISAグループ03の合計ドル

ptdsva04- (プロファイル) SIC VISAグループ04の合計ドル

ptdsva05- (プロファイル) SIC VISAグループ05の合計ドル

ptdsva06- (プロファイル) SIC VISAグループ06の合計ドル

ptdsva07- (プロファイル) SIC VISAグループ07の合計ドル

ptdsva08- (プロファイル) SIC VISAグループ08の合計ドル

ptdsva09- (プロファイル) SIC VISAグループ09の合計ドル

ptdsva10- (プロファイル) SIC VISAグループ10の合計ドル

ptdsva11- (プロファイル) SIC VISAグループ11の合計ドル

ptnapv- (プロファイル) 1 カ月間の認可数の合計

ptnapvdy- (プロファイル) 1 日の認可数の合計

ptnau- (プロファイル) 1 カ月間の認証数の合計

ptnau10d- (プロファイル) 1 カ月間の認証 $\leq \$10$ である認証の数

ptnaudy- (プロファイル) 1 日の認証数の合計

ptncsapv- (プロファイル) 1 カ月間の現金事前認可数の合計

ptncsdec- (プロファイル) 1 カ月間の現金事前拒否数の合計

ptndec- (プロファイル) 1 カ月間の拒否数の合計

ptndecdy- (プロファイル) 1 日の拒否数の合計

ptnmapv- (プロファイル) 1 カ月間の売買認可数の合計

ptnmrdec- (プロファイル) 1 カ月間の売買拒否数の合計
ptnsfa01- (プロファイル) SIC問屋グループ01の取引数の合計
ptnsfa01- (プロファイル) SIC問屋グループ02の取引数の合計
ptnsfa03- (プロファイル) SIC問屋グループ03の取引数の合計
ptnsfa04- (プロファイル) SIC問屋グループ04の取引数の合計
ptnsfa05- (プロファイル) SIC問屋グループ05の取引数の合計
ptnsfa06- (プロファイル) SIC問屋グループ06の取引数の合計
ptnsfa07- (プロファイル) SIC問屋グループ07の取引数の合計
ptnsfa08- (プロファイル) SIC問屋グループ08の取引数の合計
ptnsfa09- (プロファイル) SIC問屋グループ09の取引数の合計
ptnsfa10- (プロファイル) SIC問屋グループ10の取引数の合計
ptnsfa11- (プロファイル) SIC問屋グループ11の取引数の合計
ptnsra01- (プロファイル) SIC不正率グループ01の取引数の合計
ptnsra02- (プロファイル) SIC不正率グループ02の取引数の合計

ptnsra03- (プロファイル) SIC不正率グループ03の取引数の合計
ptnsra04- (プロファイル) SIC不正率グループ04の取引数の合計
ptnsra05- (プロファイル) SIC不正率グループ05の取引数の合計
ptnsra06- (プロファイル) SIC不正率グループ06の取引数の合計
ptnsra07- (プロファイル) SIC不正率グループ07の取引数の合計
ptnsva01- (プロファイル) SIC VISAグループ01の合計数
ptnsva02- (プロファイル) SIC VISAグループ02の合計数
ptnsva03- (プロファイル) SIC VISAグループ03の合計数
ptnsva04- (プロファイル) SIC VISAグループ04の合計数
ptnsva05- (プロファイル) SIC VISAグループ05の合計数
ptnsva06- (プロファイル) SIC VISAグループ06の合計数
ptnsva07- (プロファイル) SIC VISAグループ07の合計数
ptnsva08- (プロファイル) SIC VISAグループ08の合計数
ptnsva09- (プロファイル) SIC VISAグループ09の合計数

ptnsva10- (プロファイル) SIC VISAグループ10の合計数
 ptnsva11- (プロファイル) SIC VISAグループ11の合計数
 ptrnw1apv- (プロファイル) 日曜日(週の第1日)の認可数の合計
 ptrnw2apv- (プロファイル) 月曜日(週の第2日)の認可数の合計
 ptrnw3apv- (プロファイル) 火曜日(週の第3日)の認可数の合計
 ptrnw4apv- (プロファイル) 水曜日(週の第4日)の認可数の合計
 ptrnw5apv- (プロファイル) 木曜日(週の第5日)の認可数の合計
 ptrnw6apv- (プロファイル) 金曜日(週の第6日)の認可数の合計
 ptrnw7apv- (プロファイル) 土曜日(週の第7日)の認可数の合計

 ptrnwdaft- (プロファイル) 1カ月間の平日午後の認可数の合計
 ptrnwdapv- (プロファイル) 1カ月間の平日の認可数の合計
 ptrnwdeve- (プロファイル) 1カ月間の平日夕方の認可数の合計
 ptrnwdmor- (プロファイル) 1カ月間の平日朝の認可数の合計
 ptrnwdnit- (プロファイル) 1カ月間の平日夜の認可数の合計
 ptrnweaft- (プロファイル) 1カ月間の週末午後の認可数の合計
 ptrnweapv- (プロファイル) 1カ月間の週末の認可数の合計
 ptrnweeve- (プロファイル) 1カ月間の週末夕方の認可数の合計
 ptrnwemor- (プロファイル) 1カ月間の週末朝の認可数の合計
 ptrnwenit- (プロファイル) 1カ月間の週末夜の認可数の合計
 pvdaybtwn- (プロファイル) 取引間の日数(3取引の最小日数)の分散
 pvraudl- (プロファイル) 認証毎のドルの1カ月の分散

(商人) 不正変数

mtotturn (商人) 特定商人に関する取引高合計
 msicturn (商人) SICコードの累積取引高
 mctrtage (商人) 特定商人に関する契約年数
 maagsic (商人) SICコードに関する平均契約年数
 mavgnbtc (商人) バッチ取引の平均数
 maamttrx (商人) 取引あたりの平均額(認証あたりの平均額)

mvaramt	(商人) 取引あたりの金額の分散
mavgtbtc	(商人) バッチ取引の平均時間間隔
mavgtaut	(商人) 商人に対する認証の平均時間間隔
mratks	(商人) 鍵のある取引と盗難取引の比率
mnidclac	(商人) 同一の顧客勘定の数
mnidcham	(商人) 同一の請求金額の数
mtrxsrc	(商人) 取引の情報源 (ATM、商人等)
mtrxtrsp	(商人) 取引の情報源への転送方法 (端末、非端末、音声認証)
mfloor	(商人) フロア制限
mchgbks	(商人) 受領したチャージ・バック
mrtrvs	(商人) 受領した検索 (SIC毎、商人毎等)、発行者は検索の代金を支払う
macqrat	(商人) リスク管理率の取得 (ヨーロッパでは1商人が複数の取得を行えるが、いくつ取得したか、又は誰が取得したかについてのレコードは有していない)
mprevrsk	(商人) 当該商人における以前のリスク管理率が存在するか? はい/いいえ
mtyprrsk	(商人) 以前のリスク管理のタイプ (偽造、複数の押印、紛失/盗難/未受領)
msicrat	(商人) SICリスク管理率
mpctaut	(商人) 認証された取引の割合
ネットワーク訓練: 事前処理が完了すると、これらの不正関連変数はネットワークに供給されて、ネットワーク訓練が行われる。好	

適実施例は、「前方供給 (feed foward)」ニューラル・ネットワークとして知られるモデル化技法を用いる。このタイプのネットワークは訓練方法を用いて、変数間の関係を定義するパラメータを評価する。他の公知のニューラル・ネットワークの訓練の方法が利用可能だが、好適な訓練方法は、当業者には公知の「バ

ックプロパゲーション降下勾配最適化 (backpropagation gradient descent optimization) 」と呼ばれる方法である。

従来のバックプロパゲーション法で構築されたニューラル・ネットワークの1つの問題は汎用性に乏しいことである。汎用性はニューラル・ネットワークの予測値の尺度である。汎用性を最大にしようとする試みは、データにアンダーフィットしないほど十分に複雑性を備え、しかしデータにオーバーフィットするほどの複雑性を備えていないネットワーク・モデルを選択することとして解釈される。ネットワークの複雑性の尺度の1つは、隠れ処理要素の数であり、汎用性を最大にしようとする努力は、異なる数の隠れ処理要素を有するモデルの中から選択を行うことに向けられた。不幸にして、余分な複雑性を伴うことなく隠れ処理要素を追加することによって、問題に関して必要とされる非線形性が全て得られない場合がしばしばある。新しい隠れ処理要素のおおの追加によってもたらされた多くのウェイトは必要とされないか、又は近い将来のモデル化作業の助けにもならない。これらの余分なウェイトはネットワークをデータの特質、又は「ノイズ」に適應させる傾向にあり、従って新しいケースにうまく一般化させることができない。この問題はオーバ

ーフィットとして知られており、通常は余分なウェイトのために起こる。

ウェイトを削減することは、モデルの予測力を犠牲にすることなくオーバーフィットを最小にするニューラル・ネットワークの開発方法である。この方法は最初、多くの隠れ処理要素提供することによって、ネットワークが必要とする全ての非線形性を有したネットワークを提供する。続いて、この方法は、近似作業に必要なウェイトだけが残るように、全ての変化の程度に対するウェイトを削減する。以下の2つの主な前提が使用される。1) 訓練データ・セットに性能の同じ2つのモデルが与えられた場合、より小さいモデルを用いる。2) バックプロパゲーション・アルゴリズムの一部として複雑性にペナルティーを課すコスト関数を使用する。ネットワークはこのコスト関数を最小化することによって訓練される。複雑性はそれがデータ内に含まれる情報を表現するものとしてのみ正当化される。全て、又はほとんど全てのデータ内の情報を表現し、全てのノイズを表現

しないウエイトの集合は、汎用性と性能を最大にする。

コスト関数はネットワークの訓練に使用される通常の誤差関数に「項目削減」を導入することによって構成される。コスト関数は、ネットワークが訓練セット内の全ての重要な情報を見付けられるが、訓練セットのノイズ、又はランダム特性には適用しないように、モデルを最適化するように設計されている。これらの要求から見ると、コスト関数は、予測誤差だけでなく、モデルのウエイトの重要性も考慮に入れなければならない。これら2つの項目の組み合わせは、

最小化された時に最適に一般化されるオブジェクト・タイプの関数を生じる。このオブジェクト・タイプの関数と共に従来の降下勾配を実行すると、モデルが最適化される。

項目削減の導入において、情報を構成するものについて仮説がたてられる。目標は、以前のウエイトの分配を正確に仮定する項目削減を選択することにある。以前の良好な分配を見付けた時、ウエイトがデータの知識なしに所与の分配を有する可能性を検査する。

Advances in Neural Information Processing Systems 3, pp. 875-82におけるWeigend他による「Generalization by Weight-Elimination with Application to Forecasting」がウエイト削減のための以下のコスト関数を開示しており、ここで参照することによって本明細書中に組み込まれる。

$$\frac{1}{2} \sum_{k \in D} (target_k - output_k)^2 + \lambda \sum_{i \in W} \frac{w_i^2 / w_o^2}{1 + w_i^2 / w_o^2} \quad (\text{式 1})$$

ここで：

Dはデータ・セット；

target_kはデータ・セットの要素kに関する目標、又は所望の値；

output_kはデータ・セットの要素kに関するネットワークの出力；

λは複雑性項目に関連した重要性を表す；

Wはウエイト・セット；

W_iはウエイトiの値；

W_0 はウェイトにペナルティーを課す曲線形状を制御する定数；

Weigendの関数の第1項は、ネットワークの性能を測定し、第2

項はそのサイズの項でネットワークの複雑性を測定する。このコスト関数によって、小さなウェイトは急激に削減され、大きなウェイトは徐々に削減されるか、又は全く削減されない。

Weigendのコスト関数、及び同様のウェイト削減技法の主たる欠点は、それらが意図された以前の分配を正確に再現できないことにある。良好な以前の分配（又は「以前」）を見付けることは、効果的なモデルを作る鍵となる。文献内の「以前」の殆どは、ウェイト削減の概念を論証するには有効だが、幅広い問題に対応するのに必要な能力に欠ける。これは「以前」が、（更に多くの情報を含んだ）重要なウェイトと（より少ない情報を含んだ）重要でないウェイトとを効果的に識別することなく、所与の処理要素に関して公平にウェイト削減を行うために起こる。このことは結果として、しばしば以下の2つのうちどちらかをもたらす。1) 重要なウェイトに望ましくない削減がなされ、非線形性に適用するシステムの能力が減らされる。2) 余分な重要でないウェイトの望ましくない維持がなされ、オーバーフィッティングに陥る。

本発明は以下の改良型コスト関数を使用し、上述の問題に対応する。

$$\frac{1}{2} \sum_{k \in B} (target_k - output_k)^2 + gl \sum_{i \in I} (c_i w_i^2 - \frac{1}{1 + |w_i|}) \quad (式 2)$$

ここで g は削減率に関する層間利得乗数 (interlayer gain multiplier) として知られる新しい項を表し、 C_1 は定数である。この層間利得乗数はネットワークの入力、及び出力の終わりに対するウェ

イトの相対的近似を考慮に入れている。従って、この層間利得乗数は、入力により近い要素に、より大きな潜在力を有する削減項を適用することができ、その場合、典型的に常駐するウェイトの大部分は、出力により近い要素に対応するウェイトの過度の削減を避けている間、それらの除去が効果的に入力側の多くのウェイトを分離するため、より重要になる。

入力側のウェイトの削減を強化することによって、式2のコスト関数はモデル開発構成要素801の能力を改良し、価値のある情報を含む処理要素を保存している間に個々のウェイトを削減する。結果として、不十分な相互作用が排除され、有効な相互作用が維持される。できるだけ多くの処理要素を維持することによって、モデルは非線形性をモデル化する能力を失わず、不必要な個々のウェイトが除去されるため、依然としてオーバフィッティングの問題が低減されている。

コスト関数が繰り返しネットワークに適用されると、非常に少ない数（eで定義される）に削減されたウェイトがネットワークから除去される。ウェイトを0に削減することがしはしは困難であるため、「ネットワークの閾値操作（thresholding the net）」として知られるこのステップが実行される。

過去データを用いてネットワークが訓練されると、ネットワーク・モデルの定義がデータ・ファイルに記憶される。「CFG」ファイルと呼ばれるこの定義の一部分は、例えば変数の長さ、変数のタイプ、変数の範囲等の情報を含んだ、ネットワークの入力変数に関するパ

ラメータを指定する。ここで図21を参照すると、ACCOUNT変数2101（顧客勘定番号を表す）、及びPAUDYMDY変数2102（1カ月の日数で除算された取引日数を表すプロファイル変数）に関するパラメータを指定している典型的なCFGファイルの一部が示されている。

ネットワークに関する他のモデル定義ファイルを記憶するために使用されるファイル・フォーマットが以下に示される。

ASCIIファイル・フォーマット

ASCIIネットワーク・データ・ファイル（.cta, .sta, .lca, .wta）はホワイトスペース（スペース、タブ、改行（newline））で区切られたトークン（非ホワイトスペース）から成る。ホワイトスペースはトークンを分離する以外は無視される。明快さのために行の区切り、及びタブの使用が奨励されるが、それ以外のものは不適切である。

ファイル・フォーマットの表記は以下の通りである。

*括弧で括られたテキストはトークンを示している。

*括弧で括られていないテキストは、文字を含む、正確に対応付けされるべきリテラル・トークンを示している。

*右側のコメントはファイル・フォーマットの一部分ではなく、単に、そのフォーマットについての更なる記述を提供するものである。

*コメント内では、垂直行が繰り返し可能なブロックを表記する。ネストされた垂直行が繰り返し可能なサブ・ブロックを表記する。

. cta フォーマット

ファイル・フォーマット

コメント

cts

<NetName>

<Value>

| 必要に応じて繰り返される

cts、及び<NetName>が最初に現れなければならない。<NetName>は標準的省略形であり、小文字である（例えば、mbpn）。<Value>は定数構造体の中に定義された順序で表される、ネットワーク定数の値である。定数の値が配列、又は構造体タイプである場合、各要素、又は各フィールドは、適切な順序で現れる別のトークンでなければならない。

例

コメント

cts

mbpn

2

InputSize

1

OutputSize

1

chidSlabs

2

HiddenSize [0]

0

HiddenSize [1]

0

HiddenSize [2]

3

RandomSeed

1.0

InitWeightMax

0

WtsUpdateFlag

0	ConnectInputs
0	FnClass
1.0	Parm1
1.0	Parm2
-1.0	Parm3
0.0	Parm4
0.0	Parm5
1	cEntTbl
0.0	xLow
0.1	xHigh
0.2	HiddenAlpha [0]
0.0	HiddenAlpha [1]
0.0	HiddenAlpha [2]
0.1	OutputAlpha
0.9	HiddenBeta [0]
0.0	HiddenBeta [1]
0.0	HiddenBeta [2]
0.9	OutputBeta
0.0	Tolerance
0	WtsUpdateFlag
0	BatchSize
0	LinearOutput
0	ActTblFlag
1	StatsFlag
1	LearnFlag

この例では、HiddenSize、HiddenAlpha、及びHiddenBetaは全て配列であり、
従って各要素 (0,1,2) は、そのタイプ内で現れる順序を持った別のトークンを

有する。

・ sta フォーマット

<u>ファイル・フォーマット</u>	<u>コメント</u>
sts	
<NetName>	
<cSlab>	
<nSlab>	cSlab回繰り返される
<cPe>	
<state>	cPe回繰り返される

sts、及び<NetName>が最初に現れなければならない。<NetName>は標準的省略形であり、小文字である。<cSlab>はファイル内に記憶された状態を有するスラブの数である。ファイルの残りはcSlab個のブロックから成り、そのおのおのが1つのスラブの状態を記述している。ファイル内のスラブ・ブロックの順序は重要ではない。<nSlab>はxxx. hファイル内に定義されるスラブの数である。cPeはスラブに関する状態の数である。<state>は1つの状態の値である。

状態のタイプが配列、又は構造体タイプである場合、各要素、又は各フィールドは、適切な順序で現れる別のトークンでなければならない。スラブ・ブロック内にはcPe個の<state>の値がなければならない。

<u>例</u>	<u>コメント</u>
sts	
mbpn	
6	cSlab
0	nSlab—SlabInMbpn
2	cPeIn
0.0	StsIn [0]
0.0	StsIn [1]
1	nSlab—SlabTrnMbpn
1	cPeTrn

0.0	StsTrn [0]
2	nSlab—SlabHid0Mbpn
2	cPeHid0
0.0	StsHid0 [0]
0.0	StsHid0 [1]
5	nSlab—SlabOutMbpn
1	cPeOut
0.0	StsOut [0]
6	nSlab—SlabBiasMbpn
1	cPeBias
1.0	StsBias [0]
7	nSlab—SlabStatMbpn
3	cPeStat
0.0	StsStat [0]
0.0	StsStat [1]
0.0	StsStat [2]

. lca フォーマット

<u>ファイル・フォーマット</u>	<u>コメント</u>
lcl	
<NetName>	
<cSlab>	
<nSlab>	cSlab回繰り返される
<cPe>	
<local>	cPe回繰り返される

この. lcaフォーマットは、stsがlclに置き換えられた以外は、. staフォーマットと同じである。lcl、及び<NetName>が最初に現れなければならない。<NetName>は標準的省略形であり、小文字である。<cSlab>はファイル内に記憶されたローカル・データを有するスラブの数である。ファイルの残りはcSlab個の

ブロックから成り、その

おのおのが1つのスラブのローカル・データの値を記述している。〈nSlab〉はxx、hファイル内に定義されるスラブの数である。ファイル内のスラブ・ブロックの順序は重要ではない。cPeはスラブに関するローカル・データの値の数である。〈local〉は1つのローカル・データの要素の値である。ローカル・データのタイプが配列、又は構造体タイプである場合、各要素、又は各フィールドは、適切な順序で現れる別のトークンでなければならない。スラブ・ブロック内にはcPe個の〈local〉の値がなければならない。

例	コメント
lcl	
mbpn	
3	cSlab
2	nSlab—SlabHidOMbpn
2	cPe
0.0	LclHid0[0]. Error
0.0	LclHid0 [0] . NetInp
0.0	LclHid0 [1] . Error
0.0	LclHid0 [1] . NetInp
5	nSlab—SlabOutMbpn
1	cPe
0.0	LclOut [0] . Error
0.0	LclOut [0] . NetInp
7	nSlab—SlabStatMbpn
3	cPe
0	LclStat [0] . cIter
0.0	LclStat [0] . Sum
0	LclStat [1] . cIter


```

0.0          LclStat [1] . Sum
0            LclStat [2] . cIter
0.0          LclStat [2] . Sum

```

この例では、〈local〉の値が全て構造体タイプであり、従って各フィールド (Error、及びNetInp; cIter、及びSum) は、そのタイプ内で現れる順序を持った別のトークンを有する。

、wta フォーマット

<u>ファイル・フォーマット</u>	<u>コメント</u>
wtS	
<NetName>	
<cClass>	
<nSlab>	cClass回繰り返される
<nClass>	
<cIcn>	
<weight>	cIcn回繰り返される

wta、及び〈NetName〉が最初に現れなければならない。〈NetName〉は標準的省略形であり、小文字である。〈cClass〉はファイル内に記憶されたウエイトを有するスラブとクラスの組み合わせの数である。ファイルの残りはcClass個のブロックから成り、そのおのおのが1つのスラブのウエイトを記述している。ファイル内のクラス・ブロックの順序は重要ではない。〈nSlab〉はxxx. hファイル内に定義されるスラブの数である。〈nClass〉はxxx. hファイル内に定義されるクラスの数である。〈weight〉は1つのウエイトの値である。ウエイトのタイプが配列、又は構造体タイプである場合、各要素、又は各フィールドは、適切な順序で現れる別のトークンでなければならない。スラブ・ブロック内にはcIcn個の〈weight〉の値がなければならない。

<u>例</u>	<u>コメント</u>
wtS	
mbpn	

2	cClass
2	nSlab—SlabHidOMbpn
0	nClass—PeHidOMbpnFromPrev
6	cIcn
0.0	WtsHid0 [PE_0] [0]
0.0	WtsHid0 [PE_0] [1]
0.0	WtsHid0 [PE_0] [2]
0.0	WtsHid0 [PE_1] [0]
0.0	WtsHid0 [PE_1] [1]
0.0	WtsHid0 [PE_1] [2]
5	nSlab—SlabOutMbpn
0	nClass—PeOutMbpnFromPrev
3	cIcn
0.0	WtsOut [pE_0] [0]
0.0	WtsOut [PE_0] [1]
0.0	WtsOut [PE_0] [2]

スラブとクラスに関するウエイトの値は一次元配列として記憶されるが、概念的には2つの値、即ちPE、及びPE内の相互結合によって索引付けされる。これらの値はここで例示するように、行優先順で記憶される。

取引処理構成要素802

モデルが一旦構築され、訓練され、記憶されると、不正検出が開始される。システム100の取引処理構成要素802は従来の認証、又は顧客取引に関する郵送システムの環境下で実行するのが望ましい。取引処理構成要素802はデータベース805、806から現在取引データ、及び顧客データを読み取り、各取引毎に不正の可能性を示す不正スコアの出力としてそれを生成する。更に、取引処理構成要素802は、不正の可能性を所与の閾値と比較し、その閾値を越えた取引に関してフラグを立てることができる。

データベース805からの現在取引データは通常、ドル取引額、日付、時間（必要であれば標準時間帯）、認可/拒否コード、現金/売買コード、信用度（又は残高）、クレジット・ライン、商人分類コード、商人郵便番号、及びPINの確認（適用可能であれば）等の情報を含んでいる。

データベース806からの顧客データは通常、以下の3つの情報源からの情報を含んでいる。1) 顧客の一般情報。2) 直前の7日間の認可、及び拒否取引全てのデータ。3) 直前の6カ月に亘る顧客の取引パターンを記述するデータを含むプロフィール・レコード。顧客に関する一般情報は通常、顧客郵便番号、勘定開設日、及び満期日等の情報を含んでいる。プロフィール・レコードは、顧客の取引パターンを移動平均法によって要約したプロフィール・データベース内の単一レコードである。プロフィール・レコードは以下に記述するように、周期的に（通常は月次）顧客の該当期間内の全取引を用いて更新される。

システム100はバッチ、半リアルタイム、又はリアルタイム・システムのいずれかとして動作可能である。これらの各形態の構造、及び処理フローがここで記述される。

バッチ・システム：図14にバッチ・システムの動作が示されている。取引は1日中、又は他の好適な期間で記録される（1402）。1日の終わりに、システムは各取引毎にステップ1403からステップ1409までを実行する。システムは過去データ、顧客データ、及びプロフィール・データを得る（1404）と共に、現在取引を記述したデータを得る

（1403）。システムは次にこのデータをニューラル・ネットワークに適用し（1405）、不正スコアを得る（1406）。この不正スコアが閾値を越えた場合（1407）、勘定にはフラグが立てられる（1408）。従ってバッチ・システムでは、高い不正スコアを与えられた取引は、それ自身は遮断されず、むしろ将来の取引が不可能となるように、1日の終わりでその勘定にフラグが立てられる（1404）。バッチ・システムでは不正取引の迅速な検出はできないが、幾つかの実施例においては、応答時間を確保するためにバッチ・システムの使用を余儀なくされている。

半リアルタイム・システム：半リアルタイム・システムはバッチ・システムと

同様の方法で動作し、同様のデータ・ファイルを使用するが、このシステムはただ1つの高スコア取引だけが、勘定にフラグが立てられる前に認証されることを保証する。このシステムでは、図15に示すように、取引が認証された(1503)直後に不正の可能性を判定する処理(ステップ1504からステップ1509)が実施される。ステップ1504からステップ1509は、図14に示されたバッチ・システムのステップ1403からステップ1409に対応する。不正の可能性が高ければ、その勘定は、将来の取引ができないようにフラグが立てられる(1509)。従って、バッチ・システムの場合と同様、現在取引は遮断されないが、半リアルタイム・システムでは、後続の取引を遮断することができる。

リアルタイム・システム：リアルタイム・システムは、取引が認証される前に、不正の可能性を判定する処理を実施する。応答時間を

確保するための制限のため、

リアルタイム・システムを使用する場合のデータベースへのアクセス・コールの回数を最小限にすることが望ましい。従って、この実施例では、一般情報、及び過去取引データを含む顧客情報の全てが、プロフィール・データベース806の単一レコード内にある。プロフィール・データベース806は、この取引処理構成要素が動作を開始する前に、過去データ、及び顧客データから生成され、以下で記述するように各取引の後で更新される。全ての必要なデータが一カ所におかれるため、システムはバッチ・システム、又は半リアルタイム・システムより迅速にデータを検索することができる。プロフィール・データベース806を現在の状態に維持するために、各取引の後に、適用可能な個所では移動平均法が用いられて、プロフィール・レコードが更新される。

図16を参照すると、プロフィール・データベースを用いたリアルタイム・システムのフローチャートが示されている。取引に関する認証のための商人のリクエストを受け取ると(1602)、システムは、顧客に関する取引パターンを要約したプロフィール・データを得る(1604)のと共に、現在取引に関するデータを得る(1603)。システムは次にこのデータを記憶されたニューラル・ネットワークに適用する(1605)。(取引に関する不正の可能性を表す)不正スコアが得られ、

閾値と比較される (1607)。ステップ1601ないしステップ1607は取引が認証される前に処理され、従ってこの不正スコアは認証システムに送られ (1608)、取引がその閾値を越えた場合に、認証システムに

よって遮断される。閾値を越えない場合、その低い不正スコアは認証システムに送られる (1609)。システムは次に、新しい取引データを用いて顧客のプロファイル・データベース806を更新する (1610)。従って、このシステムでは、(プロファイル・データベース806が周期的にしか更新されないバッチ・システム、及び半リアルタイム・システムと異なり) プロファイル・データベース806は常に最新である。

ここで図12を参照すると、プロファイル・レコードの作成方法が示されている。システムは顧客に関するプロファイル・レコードが存在しない時にこの方法のステップを実施する。システムは過去6カ月間に関して過去取引データベース1101を読み取り、かつ顧客データベース1103を読み取る (それぞれステップ1202、及びステップ1203で行う)。システムは得られたデータを用いて新しいプロファイル・レコードを生成 (1204) し、それをプロファイル・データベースにセーブする (1205)。処理すべき勘定がまだあれば (1206)、システムはステップ1202ないしステップ1205を繰り返す。

図13を参照すると、既存のプロファイル・レコードを更新する方法が示されている。システムは過去6カ月間に関して過去取引データベース1101を読み取り、顧客データベース1103を読み取り、かつプロファイル・データベースを読み取る (それぞれステップ1302、ステップ1303、及びステップ1304で行う)。システムはそのデータをプロファイル・データベース内の各変数に関する単一の値に統合する。この値は1つ、又は2つの公式を用いて生成される。

ある期間に亘る平均値を表す変数に関しては (例えば1カ月の取

引のドル平均)、式3が使用される。

$$\text{newProfData} = ((1-a) * \text{oldProfData}) + (a * \text{currentVal}) \quad (\text{式3})$$

ある期間に亘る最大値を表す変数に関しては (例えば最大月次残高)、式4が